

СИНЕРГЕТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ ИНДИВИДУАЛИЗИРОВАННОГО УПРАВЛЕНИЯ ОБУЧЕНИЕМ

Abstract. A teaching control model is developed on the basis of the vector of intelligence of a person who learns and the graph of a content teaching. Realization of this model is considered on the basis of the multilayered neuron network.

Key words: learning control system, a synergetics approach, the student model, the count content of learning, neural network implementation.

Аноація. Розроблена модель управління навчанням на основі вектора інтелекту особи, що навчається, і графа змісту навчання. Розглянуто реалізацію даної моделі на основі багатосарової нейронної мережі.

Ключові слова: система управління навчанням, синергетичний підхід, модель особи, що навчається, граф змісту навчання, нейромережева реалізація.

Аннотація. Разработана модель управления обучением на основе вектора интеллекта обучаемого и графа содержания обучения. Рассмотрена реализация данной модели на основе многослойной нейронной сети.

Ключевые слова: система управления обучением, синергетический подход, модель обучаемого, граф содержания обучения, нейросетевая реализация.

1. Введение

Широкое внедрение различных форм электронного обучения показывает высокие потенциальные возможности и многоплановость использования информационно-коммуникационных средств в области образования. Однако, несмотря на значительные успехи в этой области, становится очевидным, что без решения вопросов, связанных с совершенствованием средств управления процессом обучения на основе объединения информационных технологий с достижениями теории управления, невозможно существенно повысить эффективность обучения, создать условия для подлинно индивидуализированного обучения. Особенности процесса обучения, с одной стороны, позволяют рассматривать его как управляемый процесс, с другой стороны, невозможность адекватного представления в виде математической модели объекта управления (модели обучаемого) требует разработки усовершенствованных моделей управления с использованием методов искусственного интеллекта.

Рассмотрение обучения с точки зрения управляемого процесса было начато в 1977 году [1]. В дальнейшем различные аспекты этой плодотворной ветви совершенствования моделей управления обучением развивались в работах Атанова Г.А., Беспалько В.П., Брусиловского П.Л., Валаха В.Я., Глушкова В.М., Гриценко В.И., Довгялло А.М., Краснополюсовского А.С., Згуровского М.З., Козлаковой Г.А., Колос В.В., Кудрявцевой С.П., Манак А.Ф., Сеницы Е.М., Тодорцева Ю.К., Ходакова В.Е., Шароновой Н.В. и их многочисленных учеников. Анализ практики использования информационных технологий показал, что эффективность решения задач обучения определяется степенью управляемости обучаемыми в процессе обучения [2].

Однако в связи с неукоснительной тенденцией возрастания системы дидактических требований к управлению обучением, требующих формирования индивидуальных траекторий обучения для каждого обучаемого на протяжении всей жизни [3] в условиях динамически изменяющихся целей в виде системы формируемых компетенций, необходимо использование подходов, соединяющих возможности современной теории управления, интеллектуальных и информационных технологий.

Одним из перспективных подходов при разработке методологии построения систем управления для сложных нелинейных динамических объектов есть синергетический, основной сутью которого является максимальный учёт при выработке управляющего воздействия естественных свойств, внутреннего развития объекта управления [4]. Современное состояние данного подхода позволяет подойти к проблеме моделирования процесса обучения с синергетических позиций, основываясь на динамике изменения свойств обучаемого. Эта принципиально новая проблема теории управления порождает крупные самостоятельные задачи в тех предметных областях, к которым принадлежит объект управления.

Поэтому актуальной представляется проблема разработки модели управления обучением на основе синергетического подхода.

Целью данной статьи является разработка на основе графа содержания обучения, вектора интеллекта обучаемого графоаналитического метода управления обучением, его реализация на основе многослойной нейронной сети.

2. Модель вектора интеллекта обучаемого

В связи с тем, что специфика обучения естественным образом согласуется с основной концепцией синергетики – «ненавязывание сверху» управляющих воздействий, а объективное управление на основе внутренней динамики объекта, то для разработки модели такого управления необходимо рассмотреть наиболее существенные свойства объекта управления – модели обучаемого. Исследования психологов показывают, что успешность обучения зависит от психометрической составляющей интеллекта обучаемого, т.е. от тех показателей уровня и структуры интеллекта, которые можно измерить с помощью некоторой системы тестовых заданий [5]. В исследованиях педагогов также обосновывается необходимость построения индивидуальных планов обучения, методик их реализации в соответствии с генетически определяемыми задатками обучаемого [2]. Однако формирование таких планов при традиционном обучении является задачей большой сложности для педагогов, а средства электронного обучения на сегодняшний день, несмотря на появление специального класса систем управления – LMS (Learning Management System) [6], сосредоточены на решении технологических задач.

Совокупность различных индивидуальных особенностей обучаемых является одним из базовых факторов, определяющих продуктивность обучения. Устойчивость памяти и быстрое действие умозаключений составляют главное содержание любого интеллекта. В работе [7] человеческий фактор отражают два коэффициента:

f – коэффициент забывания;

c – коэффициент умозаключения.

Пара этих коэффициентов образует двумерный вектор интеллекта обучаемого (f, c) , который вместе с векторами управления (h, u) и состояния (x, y) определяет эффективность процесса обучения. Чтобы раскрыть внутреннее содержание вектора интеллекта, разделим всю информацию, которую предстоит усвоить в процессе обучения, на два блока (блок элементов и блок комплексов). Блок элементов A содержит словарь понятий и терминов, которые составляют пред-

метные указатели в учебных пособиях. В предметном указателе обычно даны страницы, на которых данный элемент упоминается. Если эти страницы расположить в порядке возрастания, то каждой странице можно поставить в соответствие натуральное число, т.е. порядковый номер. Если разные термины находятся на одной странице, то их порядок можно принять произвольным. Таким образом, каждый элемент блока будет иметь свой номер ($a_i \in A, i$ – номер элемента). Кроме того, имея календарный план занятий для каждого элемента a_i , можно поставить в соответствие моменты t_i , когда обучаемый получит определение этого элемента. Очевидно, что при правильной методике подачи учебного материала последовательность моментов t_i будет совпадать с порядком ввода элемента a_i в процессе эволюции конкретной отрасли знаний. Теоретической основой этого заключения является теорема Гёделя, согласно которой в любой системе знаний можно поставить задачу, требующую для её решения введения нового элемента. Следовательно, множество A имеет отношение порядка, которое определяется однозначно.

Блок комплексов B содержит различные законы, правила, теоремы, формулы и другие результаты умозаключений. Каждый комплекс имеет не менее двух элементов множества A . Построим граф Γ учебной программы, в котором вершинами служат элементы блока A . Соединим ребром элементы a_i и a_j , если они принадлежат хотя бы одному комплексу. Обозначим это ребро b_{ij} и его вес – q_{ij} (количество комплексов, в которые входят элементы a_i и a_j).

Вес вершины a_i обозначим q_i и примем его равным числу единиц в i -й строке матрицы смежности. Построенный таким образом граф имеет линейную укладку, показанную на рис. 1, где N – число элементов в курсе обучения.

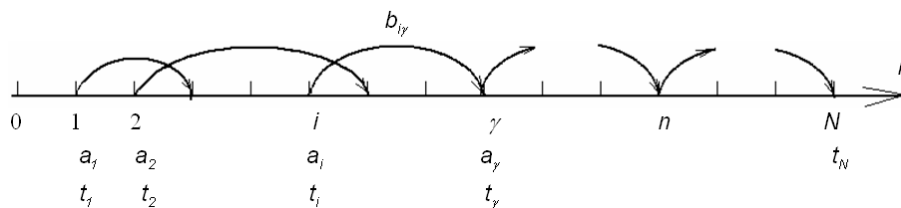
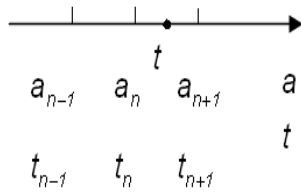


Рис. 1. Линейная укладка графа обучения $\Gamma(A, B)$

Придавая направления рёбрам графа, получаем, как показано на рис. 1, ориентированный граф, у которого направление дуг принимается по правилу: если $i < j$, то дуга b_{ij} имеет начало в вершине a_i , а конец в вершине a_j . Для любого момента времени t существует такое натуральное число n_t , зависящее от t , когда справедливо неравенство (рис. 2):

$$t_n \leq t \leq t_{n+1}. \quad (1)$$

Если ввести невесомые дуги, число которых равно числу нулей в матрице смежности, то общее число дуг за время t будет равно



$$m_t = \sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=n_t-i}^{n_t} q_{ij}. \quad (2)$$

Теперь можно ввести понятие подграфа обучения Γ_t , который состоит из n_t вершин и m_t дуг, а также определить цикломатическое число:

Рис. 2. Определение числа вершин $n(t)$ за время обучения t

$$K_t = m_t - n_t + l_t, \quad (3)$$

где l_t – число компонент связности графа Γ_t .

Заметим, что все вершины графа обучения могут быть двух видов. Некоторые из них считаются первоначальными и не подлежат определению (например, точка, прямая и плоскость). Второй тип вершин вводится при помощи логических определений (например, биссектриса, окружность, парабола). Существование вершин второго типа показывает, что блок памяти A имеет корреляцию с блоком умозаключений B . Заметим также, что каждая дуга блока умозаключений B отражает некоторую мыслительную операцию. Поэтому исчезновение из памяти одной из вершин блока A влечёт разрушение одной или нескольких дуг блока B , что соответствует удалению одной или нескольких мыслительных операций. Отсюда также следует логическая связь между коэффициентами f и c в уравнениях состояния [7]:

$$\begin{aligned} \frac{dx}{dt} &= fuy, \\ \frac{dy}{dt} &= c(1-u)xy, \end{aligned} \quad (4)$$

где x – относительный объём накопленных знаний, что равносильно относительному числу вершин в блоке A ;

y – относительный объём накопленных умений, что равносильно относительному числу дуг в блоке B ;

u – доля времени, отведённая накоплению знаний;

f – коэффициент забывания;

c – коэффициент умозаключения.

Логической связи между коэффициентами f и c можно придать аналитическую форму, если зафиксировать значение u и ввести отношение $tg\varphi = \frac{c}{f}$ (φ – фаза интеллекта). Формула этой связи следует из системы (4)

$$\frac{2uy}{x^2(1-u)} = \frac{c}{f}. \quad (5)$$

Отношение $\frac{c}{f}$ связывает эвристическую способность личности с качеством памяти. Со-

гласно [8], цель эвристики – исследовать методы и правила, как делать открытия и изобретения. Эвристическое рассуждение часто основывается на индукции, дедукции и аналогии. Блок B , как и любая другая модель мыслительной деятельности, не может полностью отражать эвристические способности, так как часто на результаты умственной работы влияет подсознательная деятельность. Но чтобы вызвать подсознательную деятельность, совершенно необходимы сознательное усилие и напряжение [8]. Умение сознательно держать напряжение при решении сложных задач можно было принять в качестве третьей компоненты вектора интеллекта, так как здесь присутствует фактор воспитания, который всегда тесно связан с обучением. Однако данная работа рассматривает двухмерный вектор интеллекта, у которого одна компонента представляет блок памяти (вершины графа обучения), а другая – блок умозаключений (дуги графа обучения).

Линейная укладка графа обучения (рис. 1) имеет различные временные интервалы $\Delta t_i = t_i - t_{i-1}$, которые зависят от календарных планов обучения различным учебным дисциплинам. Априорно до составления календарного плана последовательность $\{t_i\}$ в терминах теории случайных процессов может интерпретироваться как пуассоновский поток событий [9] с плотностью вероятности показательного закона распределения промежутков времени между двумя схожими событиями:

$$g(\Delta t) = \lambda e^{-\lambda \Delta t}. \quad (6)$$

Соответствующая функция распределения равна

$$G(\Delta t) = 1 - e^{-\lambda \Delta t}, \quad (6a)$$

а параметр λ имеет оценку

$$\lambda = \frac{N}{t_N}, \quad (6b)$$

где N , t_N – соответственно число элементов блока A и время обучения.

Распределение числа вершин также имеет вероятностную природу. Действительно, к моменту времени t число вершин, изучаемых по календарному плану, равно n_t , а число вершин, усвоенных студентом, есть случайное число a_t . Поэтому отношение $x_t = a_t / n_t$ можно интерпретировать как статистическое определение вероятности: отношение числа благоприятных исходов к числу испытаний. Аналогично получим вероятность усвоения числа рёбер b_t подграфа Γ_t :

$$y_t = \frac{b_t}{m_t}, \quad (7)$$

где m_t – число рёбер подграфа обучения;

b_t – число рёбер, соответствующих блокам, усвоенным студентом.

Итак, получена вероятностная интерпретация вектора интеллекта (x_t, y_t) с координатами: x_t – вероятность усвоения элементов, соответствующих вершинам подграфа обучения Γ_t , y_t – вероятность усвоения блоков, соответствующих рёбрам подграфа обучения Γ_t .

Для вычисления этих вероятностей сформулируем гипотезу забывания: уменьшение объёма ΔM усвоенного учебного материала пропорционально объёму M и приращению времени Δt , т.е.

$$\Delta M = -\gamma M \Delta t,$$

иначе

$$dM = -\gamma M dt,$$

откуда следует

$$M = M_0 e^{-\gamma t},$$

где M_0 – начальный объём усвоенного материала. Придавая отношению M / M_0 смысл вероятности сохранения изученного материала, запишем

$$p(t) = e^{-\gamma t}. \quad (8)$$

Формула (8) даёт вероятность сохранения информации в памяти за время t после её подачи. Здесь параметр γ зависит от коэффициента забывания f . Используя линейную укладку подграфа Γ_t и весовые коэффициенты его вершин, из (8) находим

$$x_t = \frac{\left(\sum_{i=1}^{n_t} q_i e^{-\gamma(t-t_i)} \right)}{\left(\sum_{i=1}^{n_t} q_i \right)}. \quad (9)$$

Чтобы получить формулу для y_t , заметим, что вероятность сохранения в памяти ребра p_{ij} подграфа Γ_t связана теоремой умножения с вероятностями сохранения его концов p_i и p_j . Поэтому, аналогично (9), запишем с учётом (2):

$$y_t = \frac{\left(\sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=n_t-i}^{n_t} q_{ij} e^{-\gamma(t-t_i)} e^{-\gamma(t-t_j)} \right)}{\left(\sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=n_t-i}^{n_t} q_{ij} \right)} \quad (10)$$

или

$$y_t = \frac{\left(\sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=n_t-i}^{n_t} q_{ij} e^{-\gamma(2t-t_i-t_j)} \right)}{\left(\sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=n_t-i}^{n_t} q_{ij} \right)}.$$

Формулы (9)–(10) дают возможность экспериментального определения x_t и y_t по двум источникам (графу обучения и календарному плану занятий).

Вычислим производные в системе (9)–(10):

$$\begin{aligned} \frac{dx}{dt} &= -\frac{\gamma}{Q_t} \sum_{i=1}^{n_t} q_i e^{-\gamma(t-t_i)} - \frac{x}{Q_t} \cdot \frac{dQ_t}{dt}, \\ \frac{dy}{dt} &= -\frac{2\gamma}{R_t} \sum \sum q_{ij} e^{-\gamma(2t-t_i-t_j)} - \frac{y}{R_t} \cdot \frac{dR_t}{dt}, \\ Q_t &= \sum_{i=1}^{n_t} q_i, \quad R_t = \sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=n_{t-i}}^{n_t} q_{ij}. \end{aligned} \quad (11)$$

Исключив из (11) знаки суммирования, получим

$$\begin{aligned} \frac{dx}{dt} &= -\left(\gamma + \frac{d}{dt} Q_t \right) x, \\ \frac{dy}{dt} &= -\left(2\gamma + \frac{d}{dt} R_t \right) y. \end{aligned} \quad (12)$$

Равенства (9) – (10) и (12) позволяют использовать систему (4) для накопления статистических данных вектора интеллекта (f, c) :

$$\begin{aligned} f &= \frac{dx}{dt} / uy, \\ c &= \frac{dy}{dt} / (1-u)xy. \end{aligned} \quad (13)$$

Формулы (9)–(10) и (12) содержат интервалы Δt_i и коэффициент γ гипотезы забывания



Рис. 3. Треугольник управления обучением

(8). Так как распределение Δt_i имеет параметр λ в плотности вероятности (6), то компоненты f и c зависят от параметров λ, γ, u . Очевидно, что параметр λ зависит от скорости подачи учебного материала, так как он связан с календарным планом, составление которого является частью управленческих мероприятий. Параметр u , представляющий долю времени усвоения тезауруса учебной программы, относится к методике преподавания. Поэтому

выбор его значения также является частью управленческих мероприятий. Отсюда вытекает треугольник управления обучением (рис. 3).

Схема на рис. 3 показывает, что оптимизация управления обучением достигается при условии учёта распределения вектора интеллекта среди контингента обучаемых. Без учёта распределения параметров f и c увеличение интенсивности занятия за счёт повышения скорости подачи учебного материала (увеличения параметра λ) может дать обратный эффект: снижение компо-

нент вектора состояния. С другой стороны, выбор значения параметра u нельзя осуществить без информации о количестве вершин и дуг графа обучения. Графоаналитический метод оптимизации управляющих параметров λ и u следует производить на основе плотности вероятности $w(f, c)$, позволяющей вычислять доверительные вероятности компонент x и y вектора состояний знаний и умений. Экспериментальное определение значений f и c у конкретного обучаемого надо производить с помощью специально разработанных тестов. Приведём пример такого теста. Обучаемому предлагается повторить последовательность десяти чисел, которые поочерёдно показывает генератор случайных чисел; указать цифры, которые появлялись наибольшее и наименьшее число раз. В этом тесте ответ на первый вопрос даёт оценку его памяти, а на второй вопрос – оценку скорости комбинаторного мышления, что характеризует качество умозаключений.

Итак, система уравнений (4), (9)–(10), (12) образует математическую модель, реализующую графоаналитический метод синергетического управления процессом обучения. Полученная модель показывает, что оптимизация процесса индивидуальной подачи материала связана с определением параметра u . Данный параметр, в свою очередь, зависит от значений f, c, x, y, λ .

3. Нейросетевая реализация синергетической модели управления

Так как теория синергетического управления является современной концепцией синтеза и анализа систем управления многомерными нелинейными объектами в динамических системах, а одним из универсальных средств формирования управляющих воздействий есть нейронные сети, то перспективным является объединение концепций синергетического и нейросетевого управления в динамических системах [10].

Основная цель нейросетевой реализации – это воспроизведение управляющего воздействия на выходе обучаемой в реальном времени нейросети управления. Аппроксимацию нелинейных непрерывных функций можно выполнить с помощью двухслойной нейросети. Для того чтобы сконструировать алгоритм обучения нейросети, обеспечивающий требуемое качество процесса на выходе, совместив динамические процессы управления нелинейным объектом и настройки много-

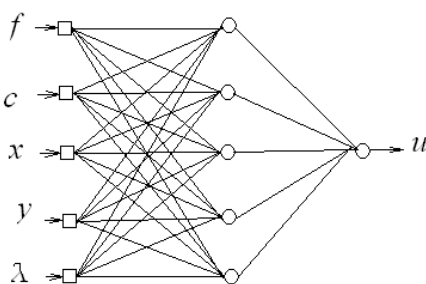


Рис. 4. Структура нейронной сети управления

слойной сети, можно использовать стандартный алгоритм обратного распространения ошибки, подбирая функцию обобщённой ошибки обучения σ . В общем случае синтез структуры и алгоритмов обучения включает выбор архитектуры сети, функционала обучения и цели управления, составление расширенной системы дифференциальных уравнений, выбор обобщённой ошибки обучения σ и синтез алгоритма управления.

На основе соотношений (4), (9)–(10), (12) можно определить, что управление обучения в виде оптимального соотношения между знаниями и умениями для каждого обучаемого определяется пятью параметрами: f, c, x, y, λ . Поэтому в качестве элементов входного слоя рассмотрим эти пять переменных. Структура трёхслойной нейросети показана на рис. 4.

При определении количества нейронов промежуточного слоя было применено эвристическое правило [11], на основе которого это количество равняется половине суммарного количества входов и выходов. Функцией активации выбрана гиперболическая тангенциальная. В качестве обучающей функции выбрана функция, реализующая метод обратного распространения (алгоритм Левенберга–Марквардта), которая обеспечивает максимальное быстродействие.

4. Практическая реализация

Существует большое количество программных продуктов, реализующих нейросетевую архитектуру. Простым и доступным является пакет Neural Networks Toolbox (нейронные сети) математической системы MATLAB, разработанной фирмой MathWorks. В состав пакета входит специальная функция NEWFF для создания многослойных нейронных сетей прямой передачи с заданными функциями обучения и настройки, которые используют метод обратного распространения ошибки [11]. Рассмотрим на примере применение данной функции для реализации нейросетевого управления синергетической моделью обучения.

Для уменьшения размерности в приведённом примере ограничимся рассмотрением двух векторов параметров моделей обучаемых. Исходные данные для моделирования и обучения многослойной нейросети приведены в табл. 1.

Таблица 1. Исходные данные

	P					T
	c	f	x	y	λ	
1	0,1	0,2	0,3	20	50	0,3
2	0,2	0,3	0,4	25	30	0,4

К входным аргументам функции newff относятся: массив входа P , строки которого представляют собой различные варианты значений параметров модели обучаемого f, c, x, y, λ , полученные на основе опроса экспертов; вектор целей T ; информация о структуре слоёв сети; минимальные и максимальные значения для R векторов входа. Зададим следующие обучающие последовательности:

$$P = [0.1 \ 0.2; 0.2 \ 0.3; 0.3 \ 0.4; 20 \ 25; 50 \ 30];$$

$$T = [0.3 \ 0.4].$$

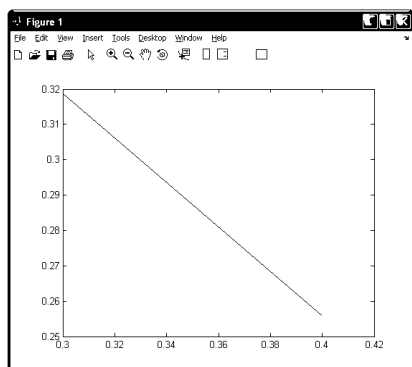


Рис. 5. График соответствия выхода и цели

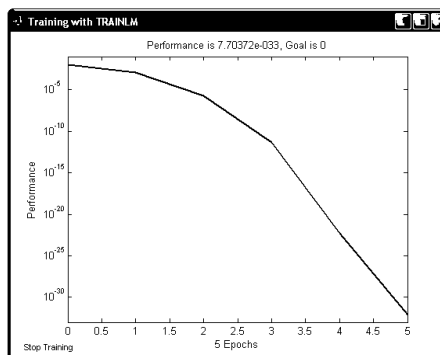


Рис. 6. График обучения нейронной сети

Архитектура нейронной сети: трёхслойная сеть с прямой передачей сигнала; первый слой – 5 нейронов, второй (скрытый) – 3 нейрона; выходной – 1 нейрон. Функции активации первого и второго слоёв – сигмоидальная нелинейная функция гиперболического тангенса $tansig$, третьего – линейная тождественная $purelin$. Тогда формирование многослойной нейронной сети имеет вид:

$$net=newff([0 \ 1; 0 \ 1; 0 \ 1; 20 \ 80; 0 \ 100], [5 \ 3 \ 1], {'tansig', 'tansig', 'purelin'});$$

gensim(net).

Выполним моделирование сети, определим вектор выходных значений Y для каждого из вариантов входных данных и построим график выхода (рис. 5):

```
Y=sim(net,P);
```

```
plot(T,Y).
```

Обучим сеть в течение 50 циклов:

```
net.trainParam.epochs = 50;
```

```
net=train(net,P,T).
```

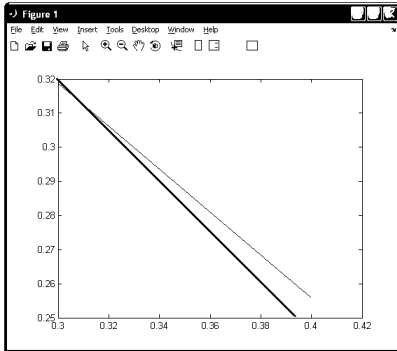


Рис. 7. Графики соответствия выхода и цели до и после обучения

Характеристика точности обучения показана на рис. 6; установившаяся среднеквадратичная ошибка составляет приблизительно $7,7 \cdot 10^{-33}$.

Выполним моделирование сформированной трёхслойной сети, используя обучающую последовательность входа:

```
Y=sim(net,P);
```

```
plot(T,Y).
```

Результаты моделирования показаны на рис. 7, где верхняя линия соответствует соотношению между выходами и целями после обучения, а нижняя – соответственно до обучения, и свидетельствует о хорошем отображении входной последовательности в выходную последовательность.

5. Выводы

Таким образом, построена и обучена нейронная сеть, на основе которой можно получить значение доли времени, отведённой на накопление знаний, что соответствует определению соотношения между формированием знаний и умений для каждого конкретного обучаемого. Особенностью предложенной схемы управления является применение синергетического подхода, основанного на учёте внутреннего развития объекта управления при выборе обучающих воздействий. Научная новизна состоит в разработке синергетической модели управления обучением на основе вектора интеллекта. Практическая целесообразность определяется построением и обучением нейронной сети, на основе которой возможен выбор управляющего воздействия индивидуально для каждого обучаемого, что является базовым элементом для формирования индивидуальной траектории обучения. Дальнейшим развитием данной модели является дополнение механизма формирования индивидуальной последовательности обучающих воздействий расширением многообразия за счёт учёта системы межпредметных связей, их влияния на систему компетенций.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Растрингин Л.А. Математические модели обучения в задаче обучения запоминанию иностранных слов / Л.А. Растрингин, М.Х. Эренштейн // Адаптация в системах обработки информации. – Рига: Зинатне, 1977. – С. 36 – 48.
2. Беспалько В.П. Образование и обучение с участием компьютеров (педагогика третьего тысячелетия) / Беспалько В.П. – М.: МПСИ, 2002. – 352 с.
3. Гриценко В.И. Информационно-коммуникационные технологии в образовании для всех – в ракурсе проблем общества знаний / Гриценко В.И. – Киев: МНУЦИТиС, 2007. – 28 с.

4. Колесников А.А. Синергетические методы управления сложными системами: теория системного синтеза / Колесников А.А. – М.: УРСС, 2006. – 240 с.
5. Дружинин В.Н. Структура психометрического интеллекта и прогноз индивидуальных достижений / В.Н. Дружинин // Интеллект и творчество: сб. науч. тр. / Под ред. А.Н. Воронина. – М.: РАН, Ин-т психологии, 1999. – С. 5 – 29.
6. Дубова Н. eLearning – обучение с приставкой «е» / Н. Дубова // Открытые системы. – 2004. – № 11. – С. 56 – 63.
7. Орлов А.И. Менеджмент: учебник / Орлов А.И. – М.: Издательство "Изумруд", 2003. – 298 с.
8. Пойа Д. Как решать задачу / Пойа Д. – Львов: Квантор, 1991. – 214 с.
9. Скороход А.В. Элементы теории вероятностей и случайных процессов / Скороход А.В. – К.: Вища школа, 1980. – 218 с.
10. Терехов В.А. Нейросетевые системы управления / Терехов В.А. – М.: ВШ, 2002. – 183 с.
11. Медведев В.С. Нейронные сети. Matlab6 / В.С. Медведев, В.Г. Потёмкин. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с.

Стаття надійшла до редакції 06.10.2009